

Ref. 1

## INFERENCE DEVICE PROVIDED WITH LEARNING FUNCTION

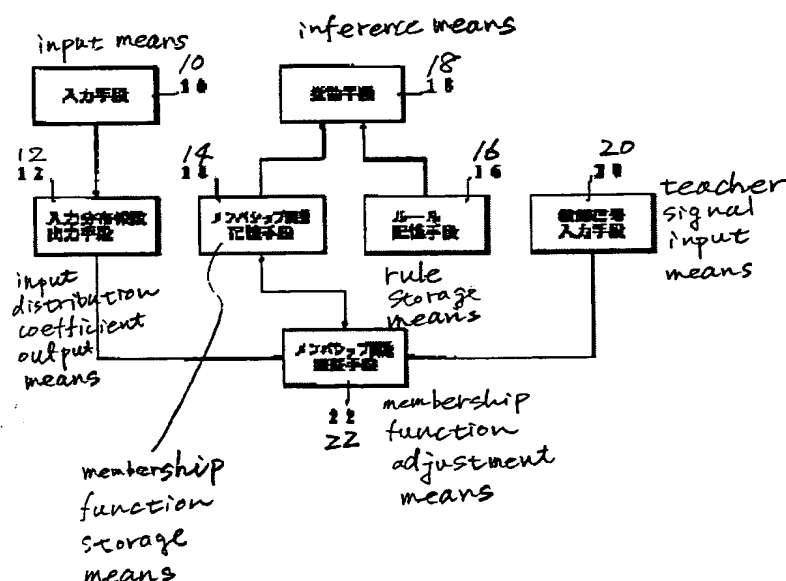
Patent number: JP6095882  
 Publication date: 1994-04-08  
 Inventor: KUMAMOTO HIROSHI  
 Applicant: OMRON TATEISI ELECTRONICS CO  
 Classification:  
 - international: G05B13/02; G06F9/44; G06F15/18; G05B13/02;  
 G06F9/44; G06F15/18; (IPC1-7): G05B13/02;  
 G06F9/44; G06F15/18  
 - european:  
 Application number: JP19920187022 19920714  
 Priority number(s): JP19920187022 19920714

Report a data error here

## Abstract of JP6095882

**PURPOSE:** To provide an inference device having a learning function capable of improving inference accuracy by learning while considering the influence of noise.

**CONSTITUTION:** An input distribution coefficient output means 12 outputs how much inputted data are separated from the center of distribution as a distribution coefficient, an inference means 18 performs inference to the input data based on a membership function and rules and a teacher signal input means 20 inputs a teacher signal. A membership function adjustment means 22 adjusts the membership function stored in a membership function storage means 14 based on the error of the teacher signal and an inferred result and the output of the input distribution coefficient. Thus, learning can be performed while considering the influence of the noise corresponding not only to the error of the teacher signal and the inferred result but also to the distribution coefficient of the input data.



Data supplied from the esp@cenet database - Worldwide

(19)日本国特許庁(JP)

(12) 公開特許公報(A)

(11)特許出願公開番号

特開平6-95882

(43)公開日 平成6年(1994)4月8日

(51)Int.Cl. <sup>5</sup>	識別記号	庁内整理番号	FI	技術表示箇所
G 0 6 F 9/44	3 3 0 W	9193-5B		
15/18		8945-5L		
// G 0 5 B 13/02	L	9131-3H		

審査請求 未請求 請求項の数2(全7頁)

(21)出願番号 特願平4-187022

(22)出願日 平成4年(1992)7月14日

(71)出願人 000002945

オムロン株式会社

京都府京都市右京区花園土堂町10番地

(72)発明者 熊本 浩

京都府京都市右京区花園土堂町10番地 オムロン株式会社内

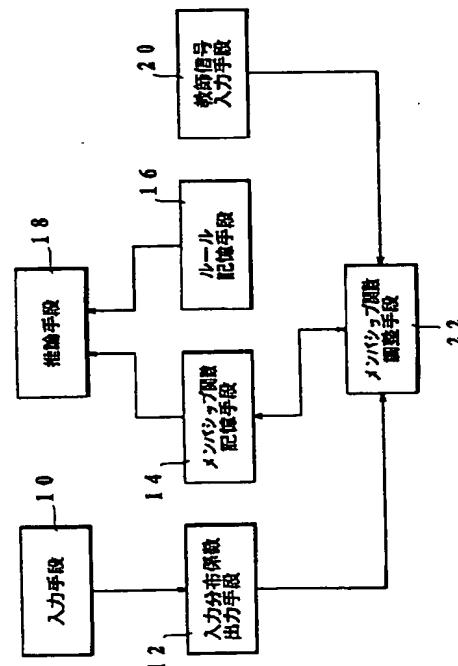
(74)代理人 弁理士 古谷 栄男 (外2名)

(54)【発明の名称】 学習機能を有する推論装置

(57)【要約】

【目的】 ノイズの影響を考慮して学習することによって推論精度を向上させることができる学習機能を有する推論装置を提供することを目的とする。

【構成】 入力分布係数出力手段12は、入力されたデータが分布の中心からどの程度離れているかを分布係数として出力する。推論手段18は、メンバシップ関数、ルールに基づいて入力データに対する推論を行なう。教師信号入力手段20は教師信号を入力する。メンバシップ関数調整手段22は、前記教師信号と推論結果との誤差および前記入力分布係数の出力に基づいて、メンバシップ関数記憶手段14に記憶されているメンバシップ関数を調整する。従って、教師信号と推論結果との誤差だけでなく、入力データの分布係数に対応するノイズの影響を考慮して学習することができる。



1

## 【特許請求の範囲】

【請求項1】データを入力する入力手段、

入力されたデータが分布の中心からどの程度離れているかを分布係数として出力する入力分布係数出力手段、メンバシップ関数を記憶するメンバシップ関数記憶手段、

ルールを記憶するルール記憶手段、

メンバシップ関数、ルールに基づいて入力データに対する推論を行なう推論手段、

教師信号を入力する教師信号入力手段、

前記教師信号と推論結果との誤差および前記入力分布係数の出力に基づいて、メンバシップ関数記憶手段に記憶されているメンバシップ関数を調整するメンバシップ関数調整手段、

を備えたことを特徴とする学習機能を有する推論装置。

【請求項2】請求項1の学習機能を有する推論装置において、

入力分布係数に基づいて入力データがノイズであるか否かを判別するノイズ判別装置、

を備えたことを特徴とする学習機能を有する推論装置。

## 【発明の詳細な説明】

【0001】

【産業上の利用分野】この発明は、学習機能を有する推論装置に関し、その推論精度の向上に関するものである。

【0002】

【従来の技術】従来、ファジィ推論装置のパラメータ（メンバシップ関数など）を設計する方法として事例ベースの学習方法がある。事例ベースの学習方法とは、推論の希望出力（教師データ）にファジィ推論装置の出力を近づけるように学習することにより、パラメータを設計する学習方法をいう。

【0003】この学習機能を有する推論装置は、教師データとして与えられた理想的な入力データを学習し、自動的に推論パラメータの修正を行なう。

【0004】

【発明が解決しようとする課題】しかしながら、従来の学習機能を有する推論装置においては次のような問題点があった。

【0005】入力データは、そのまま教師データとして利用されるため、入力データにノイズが含まれている場合には、不正確な学習となり推論精度が悪くなるという問題点があった。

【0006】この発明は上記問題を解決し、ノイズの影響を考慮して学習することによって推論精度を向上させることができる学習機能を有する推論装置を提供することを目的とする。

【0007】

【課題を解決するための手段】請求項1の学習機能を有する推論装置は、データを入力する入力手段、入力され

2

たデータが分布の中心からどの程度離れているかを分布係数として出力する入力分布係数出力手段、メンバシップ関数を記憶するメンバシップ関数記憶手段、ルールを記憶するルール記憶手段、メンバシップ関数、ルールに基づいて入力データに対する推論を行なう推論手段、教師信号を入力する教師信号入力手段、教師信号と推論結果との誤差および入力分布係数の出力に基づいて、メンバシップ関数記憶手段に記憶されているメンバシップ関数を調整するメンバシップ関数調整手段、を備えたことを特徴としている。

10

【0008】請求項2に係る学習機能を有する推論装置は、請求項1に係る学習機能を有する推論装置において、入力分布係数の出力に基づいて、入力データがノイズであるか否かを判別するノイズ判別装置、を備えたことを特徴としている。

【0009】を特徴としている。

【0010】

【作用】この学習機能を有する推論装置は、入力分布係数出力手段が、入力されたデータが分布の中心からどの程度離れているかを分布係数として出力する。推論手段は、メンバシップ関数、ルールに基づいて入力データに対する推論を行なう。教師信号入力手段は教師信号を入力する。メンバシップ関数調整手段は、教師信号と推論結果との誤差および入力分布係数の出力に基づいて、メンバシップ関数記憶手段に記憶されているメンバシップ関数を調整する。従って、教師信号と推論結果との誤差だけでなく、入力データの分布係数に対応するノイズの影響を考慮して学習することができる。

【0011】さらに、ノイズ判別装置は、入力分布係数の出力に基づいて、入力データがノイズであるか否かを判別する。従って、ノイズの影響が高い入力データの学習を排除することができる。

【0012】

【実施例】図1に、この発明の一実施例による学習機能を有する推論装置の構成を示す。入力手段10はデータを入力する。入力分布係数出力手段12は、入力されたデータが分布の中心からどの程度離れているかを分布係数として出力する。メンバシップ関数記憶手段14はメンバシップ関数を記憶する。ルール記憶手段16はルールを記憶する。推論手段18は、メンバシップ関数、ルールに基づいて入力データに対する推論を行なう。教師信号入力手段20は教師信号を入力する。メンバシップ関数調整手段22は、前記教師信号と推論結果との誤差および前記入力分布係数の出力に基づいて、メンバシップ関数記憶手段14に記憶されているメンバシップ関数を調整する。

40

【0013】図2に、図1の各手段をCPUによって構成する場合の、具体的ハードウェアの一例を示す。CPU30には、ROM32、RAM34、データ入力装置36、入力分布係数出力装置38、推論出力装置40、

50

教師信号入力装置42が接続されている。ROM32には、推論手段、メンバシップ関数調整手段であるCPU30の制御プログラムが格納されている。CPU30はこの制御プログラムにしたがって各部を制御する。RAM34はメンバシップ関数、ルールおよび入力データの分布係数を記憶している。

【0014】以下、この装置を描かれた数字「1」、「2」、「3」、・・・を判別する装置に適用した場合について説明する。図4aに、識別の対象の一例として「1」を示す。この装置は、識別領域を図4aに示すように領域(A)～(D)に4分割し、各領域の濃度により数字を判別するものである。図4bに、数字「1」を4つの領域に分割した場合の(A)領域を示す。この領域の濃度を計算すると、

$$\begin{aligned} \text{(A) 領域の濃度} &= \text{斜線部分の面積} / \text{(A) 領域の面積} \\ &= 10 \text{ (斜線部分のマス目)} / 64 \text{ (全マス目)} \\ &= 0.16 \end{aligned}$$

\*

```

if x1=L, x2=L, x3=L, x4=L then y=「1」 (イ)
if x1=L, x2=M, x3=M, x4=L then y=「2」 (ロ)
if x1=L, x2=M, x3=M, x4=L then y=「3」 (ハ)
if x1=H, x2=L, x3=M, x4=M then y=「4」 (ニ)

```

...

RAM34に記憶されているメンバシップ関数の例を図5に示す。メンバシップ関数の各節点は、ラベルL(濃度小)が0.0, 0.0, 0.2, 0.5, ラベルM(濃度中)が0.2, 0.5, 0.5, 0.7, ラベルH(濃度大)が0.5, 0.7, 1.0, 1.0のように記憶されている。

【0018】次に、CPU(推論装置)30は、メンバシップ関数の各ラベルの適合度の平均を、そのルールの適合度とする。同様に、各ルールについて適合度を演算し、演算結果から適合度の1番高いものを最終的な結果とする。以上のように、CPU(推論装置)30は推論動作を行なう。次に、この結果を推論出力装置40から出力する(ステップS3)。

【0019】例えば、ルール(イ)において、「x<sub>1</sub>=L」の適合度が0.5、「x<sub>2</sub>=L」の適合度が0.8、「x<sub>3</sub>=L」の適合度が0.9、「x<sub>4</sub>=L」の適合度が0.8であるときは、y=「1」である適合度は、 $(0.5+0.8+0.9+0.8)/4=0.75$ により0.75になる。同様に、y=「2」である適合度が0.2、y=「3」である適合度が0.2、y=「4」である適合度が0.8、・・・というように、すべての数字についてその適合度を算出する。これらの適合度の中で一番高いものを認識結果として選択する。例えば、y=「4」の適合度が一番高かったとすれば、y=「4」が最終的な結果として推論出力装置40から出力される。

【0020】ところで、図4aに示すように、認識対象が「1」であるにもかかわらず、上記のように誤って

\* 同様に、他の(B)、(C)、(D)領域についても濃度を計算する。この例では、識別対象を4分割した各領域の濃度を入力データとする。

【0015】この装置の動作を図3にフローチャートで示す。まず、データ入力装置36は、領域(A)～(D)の濃度データを入力する(ステップS1)。次に、CPU(推論装置)30は、RAM34に記憶されているメンバシップ関数、ルールに基づいて入力データに対する推論を行なう(ステップS2)。このCPU(推論装置)30の推論動作を以下に説明する。

【0016】まず、RAM34に記憶されているルール(イ)、(ロ)、・・・の例を次のように示す。なお、(A)領域の濃度をx<sub>1</sub>、(B)領域の濃度をx<sub>2</sub>、(C)領域の濃度をx<sub>3</sub>、(D)領域の濃度をx<sub>4</sub>とし、出力をyとする。

【0017】

「4」であると出力する場合がある。このような場合には、教師信号を与え、メンバシップ関数の修正を行なう必要がある。このような操作を学習と呼んでいる。

【0021】例えば、上記においては次に、教師信号入力装置42から教師信号として「1」が入力される(ステップS4)。仮に、完全な推論が行なわれれば、y=「1」(ルール(イ))の適合度は1.0となるはずである。次に、CPU30は、これを受けて、推論したy=「1」(ルール(イ))の適合度0.75と1.0との差を推論出力の誤差として演算する(ステップS5)。

【0022】この推論出力の誤差は、ルール(イ)全体としての誤差である。ここで、ルール(イ)の前件部の各条件についての適合度を見てみる。「x<sub>1</sub>=L」の適合度は0.5、「x<sub>2</sub>=L」の適合度は0.8、「x<sub>3</sub>=L」の適合度は0.9、「x<sub>4</sub>=L」の適合度は0.8であったとする。従って、各条件についての誤差は「x<sub>1</sub>=L」が1-0.5=0.5、「x<sub>2</sub>=L」が1-0.8=0.2、「x<sub>3</sub>=L」が1-0.9=0.1、「x<sub>4</sub>=L」が1-0.8=0.2となる。この中で一番誤差の大きいもの「x<sub>1</sub>=L」が結論の誤差に与えた影響度が高いと考えられる。ここで、この「x<sub>1</sub>=L」の誤差が結論に与える影響度αは、 $\alpha = P_1 / (P_1 + P_2 + P_3 + P_4)$ ここで、P<sub>1</sub>は0.5、P<sub>2</sub>は0.2、P<sub>3</sub>は0.1、P<sub>4</sub>は0.2である。

【0023】従って、

$$\alpha = 0.5 / (0.5 + 0.2 + 0.1 + 0.2)$$

= 0.5

従って、推論出力に対して「 $x_1 = L$ 」が与えた誤差 $Q_1$ は、

$$Q_1 = Q \times \alpha$$

ここで、 $Q$ は推論出力の誤差で0.25である。

【0024】従って、

$$Q_1 = 0.5 \times 0.25$$

$$= 0.125$$

このように算出された誤差 $Q_1$ に基づいて、従来は $x_1$ に関するラベル $L$ のメンバシップ関数の修正を行っていた。この実施例では、さらに、入力されたデータの入力分布も考慮に入れてメンバシップ関数の調整を行なうようにしている。以下、この操作について説明する。

【0025】まず、入力分布係数出力装置38は、RAM34に記憶されている入力データの分布係数 $\beta$ を出力する（ステップS6）。この入力データの分布係数 $\beta$ は次のような意味を持つ。

【0026】図6に、数字「1」の各サンプルデータについて、各領域の濃度を計算して濃度の分布状態を表わしたグラフを示す。例えば（A）領域は、中心濃度を $x_1 = 0.16$ とした分布状態になっている。濃度 $x_1 = 0.16$ のとき分布係数 $\beta$ は1である。中心から濃度が離れるにしたがって、分布係数 $\beta$ も小さくなっている。

例えば、（A）領域において、 $x_1 = 0.2$ の濃度の入力データ $D_{0.2}$ を学習するとする。このときの分布係数 $\beta$ は0.4である。この場合、図7に示すように、入力データの（A）領域にノイズ $N$ を含んでいるため、濃度が高くなっていると考えられる。すなわち、図6の入力データの濃度の分布状態から、入力データの濃度が中心値より離れて高い場合は、入力データはノイズの影響を強く受けて分布係数が低くなり、逆に、濃度が中心値に近い場合は、ノイズの影響は低く分布係数が高くなると考えられる。

【0027】従って、ノイズの影響を強く受けて分布係数が低い入力データは、理想的なデータではないので学習に反映させないこととし、ノイズの影響が低く分布係数が高い入力データは学習に反映させることにする。すなわち、分布係数 $\beta$ は、入力データがノイズの影響を受けた度合いに応じて、入力データを学習に反映させる係数の意味を持つものである。

【0028】こうして、CPU（メンバシップ関数調整装置）30は、推論出力の誤差 $Q_1$ に分布係数 $\beta$ を乗算して、RAM34に記憶されているメンバシップ関数を調整する（ステップS7）。従って、入力データ $D_{0.2}$ を学習するときのメンバシップ関数の調整量 $W$ は、 $W = Q_1 \times \beta$

ここで、「 $x_1 = L$ 」が与えた誤差 $Q_1$ は0.125で、 $\beta$ は0.4である。

【0029】従って、

$$W = 0.4 \times 0.125$$

= 0.05

この調整量 $W$ に基づいて、RAM34に記憶されているラベル $L$ のメンバシップ関数 $\mu$ を調整する状態を図8に示す。適合度0.5におけるメンバシップ関数 $\mu$ の位置を $W = 0.05$ 上げる。これにより、メンバシップ関数 $\mu$ の節点 $a_1$ は節点 $a_2$ に移動し、メンバシップ関数 $\mu$ は $\mu'$ に調整される。これに伴って、ラベル $M$ のメンバシップ関数も節点 $b_1$ を節点 $b_2$ に移動して調整される。

【0030】このメンバシップ関数の調整方法は一例であり、他の調整方法（例えば、メンバシップ関数を左右に平行移動する方法。メンバシップ関数の頂点位置はそのままで底辺をずらす方法。ある評価関数を最適にするようにメンバシップ関数を調整する方法）により調整してもよい。

【0031】次に、図9に、他の実施例による学習機能を有する推論装置を示す。この装置は、図1に加えてノイズ判別手段24を備えている。ノイズ判別手段24は、入力分布係数に基づいて入力データがノイズであるか否かを判別する。

【0032】図10の入力データの入力分布状態において、ノイズ判別手段24は、入力データの濃度が中心値から一定値（例えば0.3）以上離れる（斜線部S）場合はノイズが含まれていると判別する。この判別された入力データは、ノイズの影響度が高いと判断されて学習に用いられないことになる。

【0033】このように、この装置は、入力分布係数出力手段が、入力されたデータが分布の中心からどの程度離れているかを分布係数として出力する。推論手段は、メンバシップ関数、ルールに基づいて入力データに対する推論を行なう。メンバシップ関数調整手段は、教師信号と推論結果との誤差および前記入力分布係数の出力に基づいて、メンバシップ関数記憶手段に記憶されているメンバシップ関数を調整する。従って、教師信号と推論結果との誤差だけでなく、入力データの分布係数に対応するノイズの影響を考慮して学習することができる。

【0034】さらに、ノイズ判別装置は、入力分布係数の出力に基づいて、入力データがノイズであるか否かを判別する。従って、ノイズの影響が高い入力データの学習を排除することができる。

40 【0035】

【発明の効果】請求項1の学習機能を有する推論装置は、入力手段がデータを入力する。入力分布係数出力手段は、入力されたデータが分布の中心からどの程度離れているかを分布係数として出力する。メンバシップ関数記憶手段はメンバシップ関数を記憶する。ルール記憶手段はルールを記憶する。推論手段は、メンバシップ関数、ルールに基づいて入力データに対する推論を行なう。教師信号入力手段は教師信号を入力する。メンバシップ関数調整手段は、前記教師信号と推論結果との誤差および前記入力分布係数の出力に基づいて、メンバシッ

50

フ関数記憶手段に記憶されているメンバシップ関数を調整する。従って、教師信号と推論結果との誤差だけでなく、入力データの分布係数に対応するノイズの影響を考慮して学習することができる。これにより、ノイズの影響を考慮して学習することによって推論精度を向上させる学習機能を有する推論装置を提供することができる。

【0036】請求項2の学習機能を有する推論装置は、さらに、ノイズ判別装置が、入力分布係数の出力に基づいて、入力データがノイズであるか否かを判別する。従って、ノイズの影響が高い入力データの学習を排除する

ことができる。

【図面の簡単な説明】

【図1】この発明の一実施例による学習機能を有する推論装置の構成を示す図である。

【図2】この発明の一実施例による学習機能を有する推論装置のブロック図を示す。

【図3】この発明の一実施例による学習機能を有する推論装置のフローチャートを示す図である。

\*【図4】数字「1」の識別の一例を示す図である。

【図5】メンバシップ関数を示す図である。

【図6】入力データの分布状態の一例を示す図である。

【図7】ノイズを示す図である。

【図8】メンバシップ関数のノイズの影響を考慮した調整を示す図である。

【図9】他の実施例による学習機能を有する推論装置の構成を示す図である。

【図10】入力データの分布状態の一例を示す図である。

【符号の説明】

10・・・入力手段

12・・・入力分布係数出力手段

14・・・メンバシップ関数記憶手段

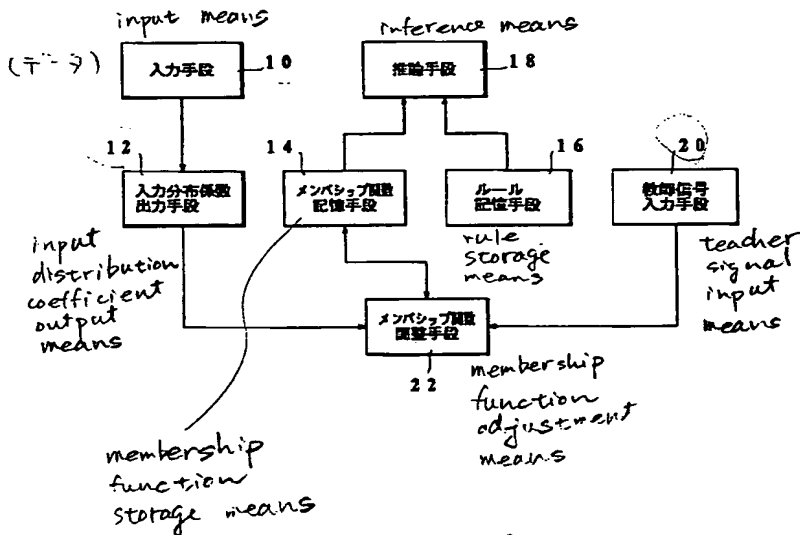
16・・・ルール記憶手段

18・・・推論手段

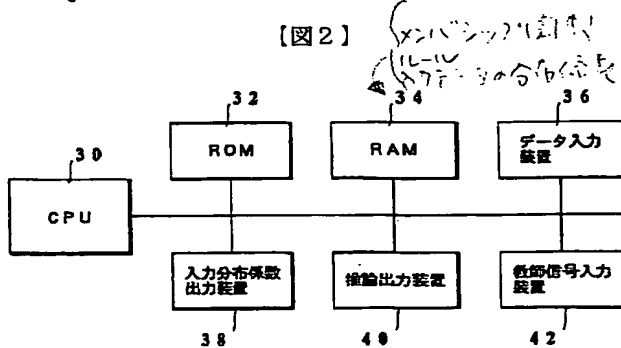
20・・・教師信号入力手段

22・・・メンバシップ関数調整手段

【図1】

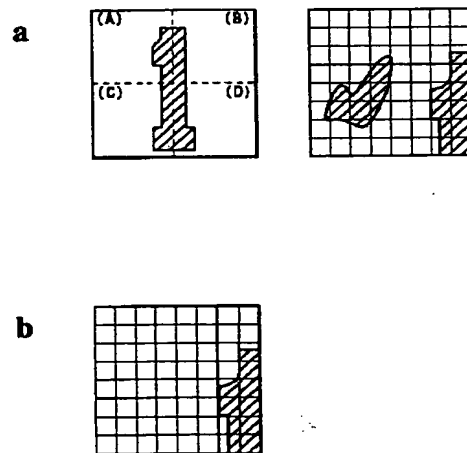


【図2】

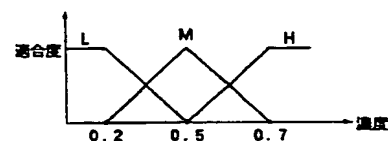


【図4】

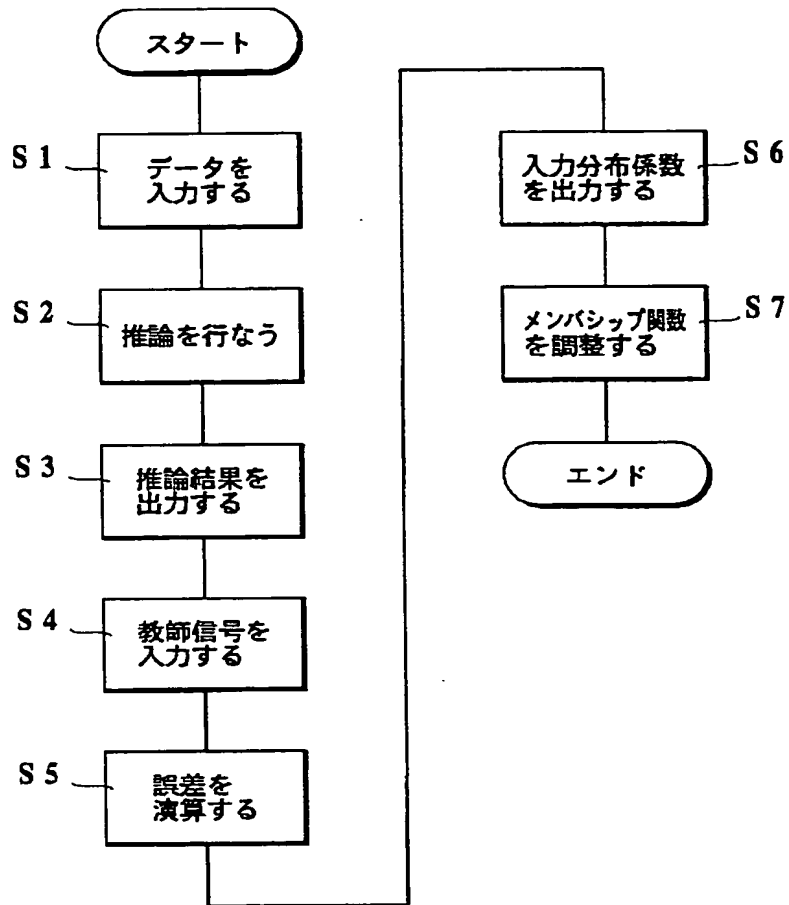
【図7】



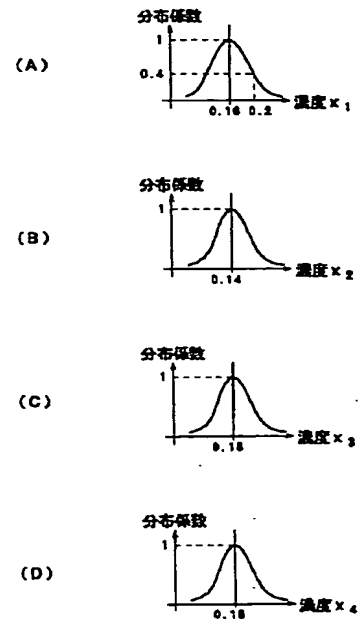
【図5】



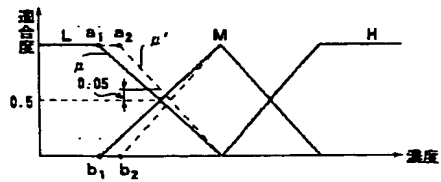
【図3】



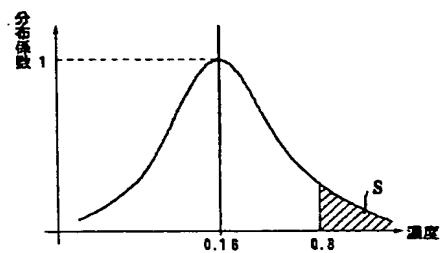
【図6】



【図8】



【図10】



【図9】

